

陈德花,刘铭,苏卫东,等.BP 神经网络在 MM5 预报福建沿海大风中的释用[J].暴雨灾害,2010,29(3):263-267

BP 神经网络在 MM5 预报福建沿海大风中的释用

陈德花¹,刘 铭²,苏卫东¹,夏丽花²,石顺吉¹

(1.厦门市气象台,厦门 361012;2.福建省气象台,福州 353001)

摘要:利用 MM5 中尺度数值模式输出的福建沿海 6 个气象站 2004 年 5 月到 2007 年 10 月每天 08、20 时 48 h 每 6 h 间隔的风速预报和实况资料,采用不同隐层以及节点数,按照风速大小分类建立神经网络模型,以此为基础应用 BP 神经网络建立风速预报模型,并将该模型应用到 2008 年 1 月至 2009 年 2 月福建沿海平潭、崇武、东山三站风力预报,对其效果进行检验。结果表明,采用一层隐层 3 个隐层节点数的人工神经网络模型是预报风速的最佳模型;经神经网络订正后,沿海风速预报比 MM5 模式预报有很大改善,特别是对大风($>10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)预报能力有极大提高,其 V_s 评分比 MM5 模式提高 60 分;经检验,经神经网络订正后的风速预报精度比 MM5 模式提高约 32.3 分,总体上,随风力增大,订正后的风速预报效果越好。

关键词:MM5 中尺度数值模式;BP 神经网络;风速订正;风速预报

中图分类号:P458.1+23 文献标识码:A 文章编号:1004-9045(2009)03-0263-05

1 引言

由于南下冷流与台湾暖流在福建沿海交汇,这一地区时常出现大风、大浪,对海上交通运输、捕捞作业等造成严重危害。所以,提高沿海大风预警预报能力(特别是大风预报精确度),对避免或减轻大风灾害具有重要意义。关于沿海地区大风的分析预报方法与技术,我国已有较多科技人员进行过深入研究。如颜梅等^[1]针对黄渤海开展了大风客观相似预报;刘京雄等^[2]对浙闽沿海和台湾海峡冬季大风风速计算方法有过研究;谢巨伦等^[3]运用谱分析方法,对南沙海区冬季大风进行了分析预报。上述研究工作,多利用常规统计学方法寻找指标来预报大风。然而,一般统计方法难以准确描述非线性变化关系,神经网络技术则具有大规模并行处理、分布式存储、自适应性、容错性等显著优点,利用该技术可有效解决大风预测预报中难以精确建模、高度非线性、各种不确定性的问题。神经网络技术的关键在于建立一个既有一定理论基础又具适用性的网络模型。国外已有研究人员应用神经网络技术对数值模式预报要素场进行订正^[4-6],结果表明,应用 BP(Back-Propagation,反向传播)结构的人工神经网络订正数值模式预报要素场,其效果较好。中尺度数值模式预报的风力与实况风之间是一种复杂的非线性关系,用 BP 神经网络进行建模,相对于一般统计方法更能降低风力预报与实况间的误差。

福建省气象台引进的美国 NCAR/PSU 中尺度数值模式 MM5-V3,于 2003 年 10 月进入现行业务系统试运行,到 2007 年 10 月,每天以 08、20 时(北京时,下同)为起始时间在 SGI 小型机自动运行。经过 5 年每天 2 次的预报试验,发现采用以上方案的 MM5 中尺度数值模式能较好地预报出海上天气系统的生消和变化,也能较好地预报出福建沿海风向风速变化,但其预报的风速与实际风相比仍有较大误差。因此,本文利用 MM5 中尺度数值模式输出的福建沿海 6 个气象站 2004 年 5 月到 2007 年 10 月每日 2 次(08、20 时)48 h 每 6 h 间隔的风速预报和实况资料,应用 BP 神经网络建立风速预报模型,以期对其中尺度数值预报进行订正,达到提高风速预报精度的目的。

2 资料来源及网络模型

2.1 资料说明

首先,利用 2004 年 5 月到 2007 年 10 月每日 08、20 时 MM5 中尺度数值模式输出的 48 h 每 6 h 间隔的风向、风速的预报(10 km 格距的 u, v)和实况风,根据气象站地理位置求出 10 m 高 u, v 分量;然后,选取福鼎、福州、崇武 3 个沿海站和平潭、厦门、东山 3 个海岛站共 6 站作为代表站,以 V, Φ 分别表示实况风速和风向,对实况风 V ,可分解为实况 u', v' ,即 $u' = V \sin(\Phi), v' = V \cos(\Phi)$ 。另外,将全年划分四个季节,即春季(3—5 月)、夏季(6—8 月)、秋季(9—11 月)、冬季(当年 12

收稿日期:2009-10-21;定稿日期:2010-07-09

资助项目:福建省自然科学基金计划项目(W0650004)、厦门市科技局科技计划项目(3502Z20064022)、“厦金航线气象保障项目”

作者简介:陈德花,女,1977 年生,工程师,主要从事短期预报研究。E-mail: dehua_chen@163.com

月至次年 2 月)。

2.2 人工神经网络模型的建立思想

人工神经网络方法曾在温度^[7]、降水^[8-9]、云量^[10]等气象要素的预报分析研究中得到了较多应用,但其在沿海大风预报中的应用并不多见。本文采用人工神经网络中的 BP 方法建立大风预报模型。标准的 BP 网由 3 个神经元层次组成,即输入层、隐含层、输出层,BP 网中因训练样本的信息经过特定传递函数逐步向前传播。通过样本反复训练学习,并达到设定的误差后,权重系数矩阵和阈值矩阵得以最终确定,并以此权值、阈值矩阵系数进行预报^[11]。

2.3 人工神经网络大风预报建模方案

选择人工神经网络结构时,分别采用 1 个隐层和 2 个隐层,对两种不同隐层结构分别采用 2 节点、3 节点和 4 节点进行试验与对比,其他方面相同。由预报样本 u, v 的集合组成风速人工神经网络的输入层,实况 u', v' 的集合组成风速人工神经网络的输出层。首先,对上述 3 个沿海站和 3 个海岛站共 6 站,根据季节和风速分类,分别建立风速预报人工神经网络。将风速分为不区分大小、大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 、小于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 三类,再按季节分别建模。即: 1) 不区分模式预报风速大小进行建模; 2) 对模式预报风速小于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的个例进行建模; 3) 对模式预报风速大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的个例进行建模。然后,分别建立对应的预报模型。在不区分风速大小的模型中,采用了上述 6 站资料;由于在上述 6 站中风速大于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的个例较少,为了

作对比分析,在风速小于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 和大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的模型中进行误差分析时,只采用了平潭、崇武、东山 3 站资料。

通过对不同结构多种隐层节点的人工神经网络拟合和检验表明(过程结果略):采用两层隐层结构的人工神经网络模拟风速的能力,要强于采用一层隐层结构的人工神经网络,但采用一层隐层结构的人工神经网络样本检验,要高于采用两层隐层的人工神经网络;对同一隐层不同隐层节点数的网络,随隐层节点数增多,网络模拟能力增强,但预测能力不一定增强,到一定程度后反而下降,因而取检验效果好、结合考虑拟合精度的人工神经网络较为合适。因此,最后选定一层隐层、隐层节点数为 3 个节点的人工神经网络为建模方案。

3 误差分析

本文将预报风速和实际风速之差的绝对值 Δv 作为其评分标准(V_s)。即: $\Delta v \leq 1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, V_s 为 100 分; $1 < \Delta v \leq 2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, V_s 为 80 分; $2 < \Delta v \leq 3 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, V_s 为 60 分; $3 < \Delta v \leq 4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, V_s 为 50 分; $\Delta v > 4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$, V_s 为 0 分。

3.1 不区分模式预报风速大小且按季节分类的风速预报人工神经网络(模型 1)

将不区分模式预报风力大小且按季节分类的风速预报人工神经网络定义为模型 1。分别统计各站神经网络模型预报、MM5 预报与实况风的总平均绝对误差,其结果见表 1。

表 1 福建沿海 6 站不区分模式预报风力大小且按季节分类的风速预报人工神经网络模型预报、MM5 预报与实况风的总平均绝对误差(单位: $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)

季节	福鼎		福州		平潭		崇武		厦门		东山	
	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B	A	B
春	0.5835	1.4220	0.9380	1.5250	1.2725	3.6525	1.0900	3.2450	0.8975	2.8990	2.1200	2.6340
夏	0.8515	1.4495	1.1130	1.5325	1.0675	2.8095	1.5950	2.8725	0.9875	2.5610	1.2400	1.7900
秋	0.5565	1.5080	0.9458	1.4937	1.0055	3.2070	1.1600	2.4200	0.9285	2.9000	1.7200	2.2200
冬	0.5700	2.2250	0.9925	1.5810	1.1405	3.6245	1.4400	2.0000	0.9510	3.4965	1.7300	2.3000
平均	0.6400	1.6500	0.9970	1.5300	1.1200	3.3200	1.3200	2.6300	0.9400	2.9600	1.7000	2.2400

注: A 表示神经网络模型预报与实况风的总平均绝对误差; B 表示 MM5 预报与实况风的总平均绝对误差,下同

由表 1 中的结果可知,经人工神经网络预报订正的 6 站平均绝对误差为 $1.12 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,而 MM5 模式预报的平均绝对误差为 $2.39 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,即前者比后者预报评分降低了 $1.27 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$;经人工神经网络预报订正后,厦门平均绝对误差降低最多,达 $2.02 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,福州最少,仅 $0.53 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$;经人工神经网络预报订正后,6 站春、夏、秋、冬四季平均绝对误差降低分别为 1.41 、 1.03 、 1.24 、 $1.40 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,平均绝对误差春季降低最多,冬季降低略次于春季,夏、秋季降低明显不如春、冬季;春季

崇武降低最多,为 $2.16 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,东山最少,为 $0.51 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$;夏季平潭降低最多,为 $1.74 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,福州最少,为 $0.42 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$;秋季平潭降低最多,为 $2.20 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,东山最少,为 $0.50 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$;冬季厦门降低最多,为 $2.55 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,崇武最少,为 $0.56 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。相对而言,平潭、厦门、崇武和福鼎风速人工神经网络预报精度改善较为明显,风速平均绝对误差降低均在 $1.01 \sim 2.20 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,福州和东山风速人工神经网络预报也有所改善,但不如前 4 站改善明显,其误差降低不足 $0.60 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

3.2 风速大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 且按季节分类的风速人工神经网络(模型 2)

由于福州、福鼎、厦门 3 站风速大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的个例太少而无法建模,这些站与海岸的距离基本上都在 30 km 以上,模式预报大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的大风个例有限,所以在分析风速大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 建模后的其全年平均绝对误差时,只选取平潭、崇武、东山 3 个沿海站。将风速大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 且按季节分类的风速人工神经网络定义为模型 2。分别统计神经网络模型预报、MM5 预报与实况风的总平均绝对误差,其结果见表 2。

表 2 福建沿海 3 站风速大于等于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 且按季节分类的风速人工神经网络模型预报、MM5 预报与实况风的总平均绝对误差(单位: $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)

季节	平潭		崇武		东山	
	A	B	A	B	A	B
春	1.2631	7.0869	1.3669	4.9563	2.5673	2.5560
夏	1.9415	8.1485	2.1450	7.3500	1.9630	7.1905
秋	1.2690	6.2500	1.5030	4.2070	2.1426	3.1284
冬	1.1255	6.2165	1.5411	5.0842	2.4942	3.3063
平均	1.3998	6.9255	1.6390	5.3994	2.2918	4.0453

由表 2 中的结果可知,MM5 数值预报模式对 $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的风速预报误差较大,其全年平均绝对误差均超过 $4.00 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; 经过人工神经网络订正后, $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的风速预报误差有了明显降低,全年平均绝对误差平潭、崇武降低均在 $3.76 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上,东山降低 $1.75 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

对模型 2 和 MM5 预报的平潭、崇武、东山三站 $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 风速进行 V_s 评分,其结果见表 3。

表 3 福建沿海 3 站风速 $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 且按季节分类的风速人工神经网络模型(模型 2)、MM5 的 V_s 评分(单位:分)

季节	平潭		崇武		东山	
	模型 2	MM5	模型 2	MM5	模型 2	MM5
春	80	0	80	0	60	60
夏	80	0	60	0	80	0
秋	80	0	80	0	60	50
冬	80	0	80	0	60	50
平均	80	0	75	0	65	40

由表 3 可知,3 站全年平均 V_s 评分,模型 2 为 73.3,MM5 为 13.3,前者比后者提高 60 分;模型 2 对平潭、崇武 $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 风速预报的年平均 V_s 评分达 75 以上,东山略差,其年平均 V_s 评分为 65 分。从 $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 风速预报的各季 V_s 评分来看,模型 2 对 $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的风速预报能力明显优于 MM5 数值模式,其各季 V_s 评分均在 60 分或以上;MM5 数值模式对 $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的风速预报能力较差,预报风速与实际风速之差

的绝对值一般都在 $4 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上,对东山站风速虽有一定预报能力,其年平均 V_s 评分也仅 40。

3.3 风速小于 $10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 且按季节分类的风速人工神经网络(模型 3)

将风速 $< 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 且按季节分类的风速人工神经网络定义为模型 3。分别统计神经网络模型预报、MM5 预报与实况风的总平均绝对误差,其结果见表 4。

表 4 福建沿海 3 站风速 $< 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 且按季节分类的风速人工神经网络模型预报、MM5 预报与实况风的总平均绝对误差(单位: $\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)

季节	平潭		崇武		东山	
	A	B	A	B	A	B
春	1.0506	2.7606	1.3980	2.4727	2.2873	2.4533
夏	1.0675	2.8095	1.2622	2.2017	1.3456	2.3394
秋	1.0055	3.2070	1.1630	2.4015	1.7126	2.2226
冬	1.1405	3.6245	1.3968	2.7589	2.0432	2.6284
平均	1.0660	3.1004	1.3050	2.4587	1.8472	2.4110

由表 4 中的结果可知,MM5 数值模式对 $< 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 的风速预报的年平均绝对误差为 $2.4\sim 3.2 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; 经过人工神经网络订正后, $< 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 风速预报的年平均绝对误差可降低 $0.5\sim 2.0 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,3 站四季平均绝对误差分别降低 $0.98, 1.26, 1.32, 1.48 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$,冬季降低最多,春季降低最少;无论春夏秋冬四季,都是平潭降低最多,其平均绝对误差分别降低 $1.71, 1.74, 2.20, 2.48 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; 春、秋、冬季都是东山降低最少,其平均绝对误差分别降低 $0.17, 0.59, 0.56 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$; 夏季崇武降低最少,其平均绝对误差降低 $0.94 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

对模型 2 和 MM5 所预报的平潭、崇武、东山三站 $< 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 风速进行 V_s 评分,其结果见表 5。

表 5 福建沿海 3 站风速 $< 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 且按季节分类的风速人工神经网络模型(模型 3)、MM5 预报的 V_s 评分(单位:分)

季节	平潭		崇武		东山	
	模型 3	MM5	模型 3	MM5	模型 3	MM5
春	80	60	80	60	60	60
夏	80	60	80	60	80	60
秋	80	50	80	60	80	60
冬	80	50	80	60	60	60
平均	80	55	80	60	70	60

由表 5 可知,经过人工神经网络订正后,年平均 V_s 评分提高,平潭最多(25 分),崇武次之(20 分),东山最少(10 分);春季 V_s 评分,平潭、崇武均提高 20 分,东山没有提高;夏季 V_s 评分,平潭、崇武、东山均提高 20 分;秋季 V_s 评分,平潭提高 30 分,崇武、东山均提高 20 分;冬季 V_s 评分,平潭提高 30 分,崇武提高 20 分,东山没有提高。

4 预报应用效果检验

将采用 BP 神经网络建立的风速预报模型(简称订正模型)应用到 2008 年 1 月至 2009 年 2 月福建沿海平潭、崇武、东山三站风力预报中,并对其预报效果进行检验。检验样本计 311 个, BP 神经网络风速预报模型(简称 BP 订正模型)和 MM5 数值模式(简称 MM5)的风力预报共有 5 种结论,分别为 5 级以下、

6 级、7 级、8 级和 9 级以上;其得分为 100、60、0 分三个档次;MM5 的 3 个得分档次(100、60、0 分)的样本数分别为 106、28、177,预报平均得分 39.5;订正模型的 3 个得分档次(100、60、0 分)的样本数分别为 206、29、76,预报平均得分 71.8;经过人工神经网络订正后的风力预报精度比 MM5 的平均提高 32.3 分。表 6 给出 2008 年 1 月至 2009 年 2 月 MM5 和 BP 订正模型的福建沿海各级风速预报的不同得分百分率。

表 6 2008 年 1 月至 2009 年 2 月 MM5 和 BP 订正模型的福建沿海各级风速预报得分百分率

预报结论	$P_{100}/\%$		$P_{60}/\%$		$P_0/\%$	
	MM5	BP 订正模型	MM5	BP 订正模型	MM5	BP 订正模型
5 级以下($<10.8 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)	44	63	15	16	41	21
6 级($10.8\sim 13.7 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)	60	87	13	1	27	12
7 级($13.8\sim 17.1 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)	37	78	10	0	53	22
8 级($17.2\sim 20.7 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)	10	34	15	33	75	33
9 级以上($>20.7 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)	10	63	13	16	77	21

注: P_{100} 、 P_{60} 、 P_0 分别为得分 100、60、0 的某级预报结论占该级所有预报结论的百分比

由表 6 可知,经 BP 神经网络风速预报模型订正后,得分 100 的各级风速预报百分率,结论为 9 级以上大风预报的效果最明显,其百分率比 MM5 的高 53%;效果最差、结论为 5 级以下的风,其百分率也比 MM5 的高 19%。得分 60 的各级风速预报百分率,其订正前后效果不明显,只有 8 级大风的预报效果相对较好,其百分率比 MM5 的高 18%;6、7 级风的百分率反而比 MM5 的分别低 12%、10%。得分 0 的各级风速预报,其百分率比 MM5 的降低最明显的是 9 级以上大风(53%),降低最不明显的是 5 级以下风(19%)。总体上,得分 100 的风速预报,随风力增大,订正后的预报效果越好(8 级风除外);得分 0 的风速预报,随风力增大,订正后其百分率下降越明显(6 级风除外);得分 60 的风速预报,订正前后 7 级以下风的百分率基本是下降的,8 级以上大风的百分率是升高的。

5 结论与讨论

通过以上分析,获得如下几点结论:

(1) 选用一层隐层、隐层节点数选为 3 个节点的神经网络作为福建沿海大风预报模型建立方案较为合适。

(2) 经过人工神经网络订正之后,福建沿海风速预报精度比 MM5 中尺度数值模式有所提高,特别是对大风($>10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$)预报的提高较为明显。全年平均绝对误差,平潭、崇武降低均在 $3.76 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 以上,东山降低 $1.75 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 。

(3) 对福建沿海 $\geq 10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 风速预报进行 V_s 评分,经过人工神经网络订正后,各站全年平均 V_s 评分为

73.3, MM5 数值模式为 13.3,前者比后者提高 60 分。对 $<10 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$ 风速预报进行 V_s 评分,经过人工神经网络订正后,各站年平均 V_s 评分提高 10~25 分。

(4) 应用效果检验表明,经人工神经网络订正后的风速预报精度比 MM5 中尺度数值模式提高约 32.3 分;总体上,随着风力增大,订正后的风速预报效果越好。

目前,由于海上船舶资料缺乏,在检验预报结果时使用的是沿海站和海岛站的资料,与海上实际风速会有一定差别,所以,这必然影响到中尺度数值模式风速预报的精度。人工神经网络预报能力提高也受中尺度数值预报的限制,随着非常规气象探测手段不断改进和人工神经网络技术发展,人工神经网络风速预报模型对沿海风的拟合和预报能力有望进一步增强,从而提高海上风力预报水平。

参考文献:

- [1] 颜梅,范宝东,满柯,等.黄渤海大风的客观相似预报[J].气象科技, 2004,32(6):467-470.
- [2] 刘京雄,唐文伟,朱持则,等.浙闽沿海和台湾海峡海域冬季大风风速计算方法探讨[J].台湾海峡,2004,23(1):8-13.
- [3] 谢巨伦,盘科海,于永峰.应用谱分析方法分析预报南沙海区冬季大风[J].海洋通报, 2003,22(3):15-22.
- [4] Caren Marzban. Neural networks for postprocessing model output: ARPS [J]. Mon Wea Rev, 2003, 131: 1103-1111.
- [5] Ralf Kretschmar, Pierre Eckert, Daniel Cattani. Neural Network Classifiers for local wind prediction [J]. Journal of applied meteorology, 2004, 43: 727-738.
- [6] Caren Marzban, Gregory J. stumpf. A Neural Network for damaging wind prediction [J]. Weather and forecasting, 1998, 13: 151-163.
- [7] 胡江林,李才媛,李劲.湖北省短期温度预报的神经网络方法应用研

- 究[J].湖北气象,2000,19(2):4-7.
- [8] 胡江林,涂松柏,冯光柳.基于人工神经网络的暴雨预报方法探讨[J].热带气象学报,2003,19(4):422-428.
- [9] 孙日丁,周官辉,杜滨鹤,等.人工神经网络方法在鹤壁汛期降水预报中的应用[J].河南气象,2004,27(3):12-13.
- [10] 张长卫.基于 BP 神经网络的单站总云量预报研究[J].气象与环境科学,2009,32(1):68-71.
- [11] 胡守仁.神经网络导论[M].北京:国防科技大学出版社,1993:113-119.

Interpretation and Application of BP Artificial Neural Network in MM5 Model Forecasting Gale for Coastal Regions of Fujian Province

CHEN De-hua¹, LIU Ming², SU Wei-dong¹, XIA Li-hua², SHI Shun-ji¹

(1.Xiamen Meteorological Observatory, Xiamen 361012;2.Fujian meteorological Observatory, Fuzhou 350001)

Abstract: Based on BP artificial neural network method, the wind speed observation data from the 6 coastal weather stations in Fujian in the period from May 2004 to October 2007 and 6-hourly interval wind speed forecast from MM5 meso-scale numerical model in view of the same 6 coastal weather stations and the same period were used to analyze the interpretation and application of gale forecast by MM5. The wind speed was used to build the artificial neural network models with different hidden layer and nodes. These models were used to test wind speed forecast by Pingtan, Chongwu and Dongshan stations in the coastal regions of Fujian province in the period from January 2008 to February 2009. The results show that the model using 1 hidden layer with 3 hidden nodes is the best one to forecast wind speed. After corrected by artificial neural network model, the coast wind forecast accuracy is greatly improved comparing with the forecast by MM5. The forecast capability of gale ($>10 \text{ m} \cdot \text{s}^{-1}$) is greatly increased, and Vs score of the models is raised by 60 points over MM5. By inspection, the wind speed forecasting accuracy is increased by about 32.3 points after corrected by artificial neural network model. Generally, with wind speed faster, the corrected wind speed forecasting results are better.

Key words: MM5 meso-scale numerical model; BP artificial neural network; Wind speed correction; Wind speed forecast

(上接第 215 页)

Contrast Analysis of two Local Torrential Rains in the South of Guizhou

YANG Li-qun^{1,3}, YANG Jing², LIAO Yi-shan³, Peng Fang²

(1.Wuhan Institute of Heavy Rain, CMA, Wuhan 430074;2.Guizhou meteorological Bureau, Guiyang 550002;3.Guizhou meteorological observatory, Guiyang 550002)

Abstract: Contrast analysis of the two local torrential rain processes taking place on 12 June 2006 and 27 May 2008 respectively in the south of Guizhou was performed with the automatic observation data, sounding data and NCEP reanalysis data. The main results are as follows. The two processes occur in the circulation background of "higher in the east and lower in the west" and the maintenance of the Northeast China low vortex, and Batang vortex in 700 hPa moving eastwards is the main influence system causing severe precipitation in the west of Guizhou, and maintenance of the Batang vortex and southwest low level jet plays an important role in the formation of rain in the southwest of Guizhou. Simultaneously, the instable energy accumulating in the south of Guizhou provides a favorable condition for the formation of rain, but the former process has larger moisture convergence region in Guizhou province and the precipitation region of more than 25 mm is vaster than that of the latter process. The two local torrential rains are possibly triggered by the origination and development of the surface mesoscale convergence line, and the torrential rain centers are located in the warm region of the southern side of convergence line. In the period of former rain process the West Pacific Subtropical High is strong and its location is westerling (about 110°E), and the southern branch trough moving eastwards is propitious to lead the low vortex in 700 hPa moving, the energy frontogenesis is formed by the intersection of weak cold air and warm moist air, which causes the strong developing of low vortex and strengthening of vortex circulation. But, in the period of the latter rain process the West Pacific Subtropical High is weak and located at bias south or east, and there is not the effect of plateau trough in 500 hPa and cold air in the south of Guizhou province, which cause the precipitation intensity of the former process to be greater than that of the latter one.

Key words: Local torrential rain; Low vortex; Energy front; Contrast analysis